聚焦科研团队特质的算法创新驱动力研究

田静文[1] 尹心萍[1] 翟羽佳[1,2]

1. 天津师范大学管理学院 天津市西青区宾水西道 393 号 300387

2. 武汉大学信息管理学院 湖北省武汉市武昌区珞珈山 16 号 430072

摘要：[目的/意义] 将科研团队与算法创新结合，从科研团队特质的角度，探析其对算法创新的影响，有助于提升科研团队的学术能力，进而促进算法创新、科学创新。[方法/过程] 建立科研团队规模、科研团队机构数量、科研团队机构类型三个科研团队测度指标以及算法性能与学术产出两个算法创新评价指标。以机器学习领域图像分类任务下的 543 个科研团队为例，运用非参数检验、多元线性回归模型探索科研团队特质对算法创新的影响 效应，基于实证结果提出增强科研团队科研表现、促进算法再创新的建议。[结果/结论]科研团队特质测度指标均对算法创新存在影响效应，主要表现在：科研团队机构类型对算法创新具有显著影响效应，混合型科研团队在算法模型准确率上的表现最优，企业型科研团队在算法论文被引量上表现最优；科研团队规模对算法性能及学术产出均存在正向影响；科研团队机构数量对学术产出的影响呈正相关，对算法性能的影响呈负相关。

关键词：科研团队特质；算法创新；非参数检验；多元线性回归

分类号：G203

1 引言

近年来，以算法和大数据为基础的数字技术在社会各领域快速应用并不断创新，算法技术正推动着人类社会的智能化革命，为社会发展增加了巨大动能李安.算法影响评价：算法规制的制度创新[J].情报杂志,2021,40(03):146-152+161.。2019 年召开的第六届世界互联网大会上阿里巴巴集团副总裁俞思瑛指出，算法创新已经成为全球创新的高地。在此背景下，以算法为核心的计算机科学研究成为学术界的新焦点，通过不断探索新的算法机制，开发新的算法模型，发展新的算法应用，为推动智能社会发展提供强劲动力。但是，随着科学研究的深入，科研人员面临的研究难度日益增加，越来越多的科研工作者开始寻求合作，借助科研团队的形式，依靠团队的力量[1]实现科研目标并取得良好的科研表现，以科研团队为形式的算法研究逐渐兴起。

虽然团队合作能够帮助科研人员在科学创新上实现突破，但合作过程中也存在不少挑战，如团队成员多样化、深层次的知识整合、大规模、目标差异性、开放式边界、地域分散和任务依存性高等 NATIONAL RESEARCH COUNCIL. Enhancing the effectiveness of team science[M]. Washington, DC: national academics press,2015.。这些挑战无疑会对科研团队的合作效果产生影响，因此，对科研团队进行研究是科学合作趋势不断加强的必然结果李纲,柳明飞,吴青等.基于蝴蝶结模型的科研团队角色识别及其特征研究[J].图书情报工作,

1**作者简介：**田静文，天津师范大学管理学院，图书情报专业，硕士研究生；
尹心萍，天津师范大学管理学院，图书情报专业，硕士研究生，844633693@qq.com；
翟羽佳，天津师范大学管理学院数据科学系系主任，副教授，博士研究生。

2017,61(05):87-94.。目前已有多项研究表明，团队特征（如规模、机构或国家多样性等）对研究成果的影响力、质量、新颖性等具有显著影响 Uzzi B, Mukherjee S, Stringer M, et al. Atypical Combinations and Scientific Impact[J]. Science, 2013, 342(6157):468-472.。换言之，科研团队的内部环境与条件对算法创新也具有一定影响。然而，大部分研究仍将算法视为理性客观的技术模型，并因此忽略算法本身仍然可能具有的多样性，以及这种多样性受到环境因素影响而发展演化的复杂性贾开.算法社会的技术内涵、演化过程与治理创新[J].探索,2022,No.224(02):164-178.，而且算法不是简单而客观的指令，算法和人之间的关系不能忽视宋锴业.“算法”与国家治理创新——数据、算法与权力的知识生产与逻辑呈现[J].科学学研究,2022,40(03):401-409.。

综上所述，虽然科研团队与算法的研究已兴起，但二者尚未结合起来，特别是研究科研团队特质对算法创新影响的研究范昊,李珊珊,热孜亚·艾海提.机器学习算法在我国情报学研究中的应用与影响——基于 CSSCI 期刊论文的视角[J].图书情报知识,2022,39(05):96-108.。科研团队对算法研究会产生怎样的影响，科研团队特质与算法创新之间具有怎样的关系，目前还没有统一的结论。基于此，本研究试图从科研团队特质的角度探索算法创新背后的驱动力，主要目的在于提升科研团队的学术能力，进而促进算法创新、科学创新。

2 相关研究述评

2.1 科研团队特质测度指标相关研究

针对科研团队特质以及其对科研团队产出成果的影响问题，国内外学者提出了一系列指标来进行定量测度，主要关注科研团队的规模特质、结构特质、类型特质等等。

首先，团队规模特质的量化较为直接，科研团队中科研人员的数量即为科研团队规模，通常会使用最大值、最小值、平均值等统计变量。除此之外，曾德明等曾德明,张志东,王泓略.高校科研团队规模优化研究[J].湖南大学学报(社会科学版),2021,35(03):75-79.构建了基于净夏普利值（Shapley Value）的科研团队规模测定方法，以动态的视角分析了影响科研团队最优规模的因素。其次，机构特质与国别特质。廖青云等廖青云,朱东华,汪雪锋,黄颖.科研团队的多样性对团队绩效的影响研究[J].科学学研究,2021,39(06):1074-1083.在研究科研团队的多样性对团队绩效的影响时，提出了机构多样性与国别多样性两个指标。再次，科研团队的学科特质。科研团队的学科特质即科研团队的跨学科性，以团队成员所属学科为基本单元，从团队整体视角计算科研团队的跨学科性。在跨学科测度上，张琳等张琳,孙蓓蓓,黄颖.跨学科合作模式下的交叉科学测度研究——以 ESI 社会科学领域高被引学者为例[J].情报学报,2018,37(03):231-242.提出了基于合著机构地址提取学科分类的方法，从而测度科学合作中的不同学科机构之间的学科交叉程度。Tanmoy Chakraborty 等 Chakraborty T,

Ganguly N, Mukherjee A. Rising popularity of interdisciplinary research - An analysis of citation networks[C]// 2014.基于香农熵提出了参考文献多样性指标对单篇科学论文的跨学科性进行量化。最后是科研团队常见的其他特质。Dae Sung Lee 等 Lee D S, Lee K C, Seo Y W. An analysis of shared leadership, diversity, and team creativity in an e-learning environment[J]. Computers in Human Behavior, 2015, 42: 47-56.基于熵的多样性指数计算了团队的年龄特质、性别特质、专业特质、角色特质。李纲等李纲,刘先红.科研团队中学术带头人的合作特征及其对科研产出的影响[J].情报理论与实践,2016,39(06):70-75.从人员角度和成果角度选取了相关指标来测度学术带头人的合作特征，以探究其对科研产出的影响。Yi Bu 等 Bu Y, Zhang C, Huang Y, et al. Investigating scientific collaboration through the sequence of authors in the publication bylines and the diversity of collaborators[C]// 2019.在研究科学团队的合作模式时，通过主题多样性与影响多样性两个维度对合作者的多样性进行了量化，同样属于科研团队的合作特质。

综上，除团队规模外，现如今团队结构、团队类型等特质在研究划分时多有重合交叉现象。科研团队特质本质上也没有统一的划分方式，研究者多根据自身的研究内容与主题侧重不同的角度进行划分。在本研究中，科研团队特质主要包括科研团队规模、科研团队机构数量、科研团队机构类型三个维度，并将通过一系列可量化的指标去测度科研团队特质。

2.2 算法创新评价指标相关研究

虽然学界没有对算法创新进行统一的定义，但其内涵是较为清晰的。在本研究中，算法模型每一次性能的提升、改进与优化即被认为实现了一次算法创新，算法创新的评价指标在一定程度上与算法性能的评价指标无异。由于算法模型应用领域的多样性，科学家会在不同的环境中部署不同任务最适合的算法 Hill R K. What an algorithm is[J]. Philosophy & Technology, 2016, 29(1): 35-59.，因此，算法性能的评价指标也具有多样性、差异性。

经文献调研发现，准确率李志义,许洪凯,段斌.基于深度学习 CNN 模型的图像情感特征抽取研究[J].图书情报工作,2019,63(11):96-107.、精确率翟羽佳,田静文,赵玥.基于 BERT-BiLSTM-CRF 模型的算法术语抽取与创新演化路径构建研究[J].情报科学,2022,40(04):71-78.、召回率翟羽佳,田静文,赵玥.基于 BERT-BiLSTM-CRF 模型的算法术语抽取与创新演化路径构建研究[J].情报科学,2022,40(04):71-78.、F1 值翟羽佳,田静文,赵玥.基于 BERT-BiLSTM-CRF 模型的算法术语抽取与创新演化路径构建研究[J].情报科学,2022,40(04):71-78.、平均精度 Ridnik T, Sharir G, Ben-Cohen A, et al. Ml-decoder: Scalable and versatile classification head[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2023: 32-41.、均值平均精度 Ridnik T, Sharir G, Ben-Cohen A, et al. Ml-decoder: Scalable and

versatile classification head[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2023: 32-41.等是机器学习算法中最常见的几种评价指标，大量的算法模型研究中会使用以上指标进行评价，并且以上评价指标大部分用于图像分类、图像识别、图像分割、目标检测等任务中。针对不同的研究问题与应用场景，学者们也会提出其他的评价指标。Wen Jing Kang 等 Kang W J, Liu C, Liu G L. A quantitative attribute-based benchmark methodology for single-target visual tracking[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(3):405-421.为了测试单目标视觉跟踪算法的各方面性能，设定了照明变化、尺寸变化、目标移动长度等指标，并对其进行了定量处理。Bryar A. Hassan 等 Hassan B A, Rashid T A. Operational framework for recent advances in backtracking search optimisation algorithm: A systematic review and performance evaluation[J]. Applied Mathematics and Computation, 2020, 370: 124919.在比较回溯搜索优化算法与其他四种竞争算法的性能时，从初始化参数、问题维度、搜索空间和问题队列四个指标维度进行了分析。DuraipandianDuraipandian M. Performance evaluation of routing algorithm for Manet based on the machine learning techniques[J]. Journal of trends in Computer Science and Smart technology (TCSST), 2019, 1(01): 25-38.基于传输延迟、传输过程中消耗的能量和数据包投递率三个指标评估了 MANET 路由算法性能，并与其他方法进行了比较。

虽然算法偏重应用，但学术论文是其进行传播、扩散的一个重要渠道。因此，除了从算法性能评价指标的角度衡量算法创新外，学术产出评价角度也是算法创新评价的一个部分。学术产出评价包括对产出数量与产出质量的定性评价和定量评价。定性评价主要采用同行评议方法对论文的创新性、科学性、实用性等论文内部指标进行评价奚祺海,荆林波.哲学社会科学期刊定量和定性评价问题分析及对策研究[J].中国社会科学院大学学报,2022,42(10):44-55+141-142.。定量评价则主要依靠论文被引频次、期刊影响因子、H 指数等指标。论文被引频次最早由 GarfieldGarfield E. Citation indexes for science: A new dimension in documentation through association of ideas[J]. Science, 1955, 122(3159): 108-111.提出，如今已成为公认的论文定量评价指标之一。本研究也将主要依靠这一指标完成学术产出评价角度的算法创新评价。

2.3 科研团队特质对算法创新的影响相关研究

目前，科研团队与算法的研究都还局限在各自的领域内，以算法科研团队或算法成果的影响因素为主题的研究还较少，下文梳理了涉及科研团队产出评价、算法科研团队、机器学习领域创新影响因素等研究。

首先，有关科研团队及其特质对科研产出影响的研究有黄昱方等黄昱方,俞蔚.团队知识共享结构与团队绩效——团队情绪的中介作用[J].情报杂志,2016,35(10):166-172.运用社会网

络方法建构团队知识共享网络，并运用结构方程模型对知识共享结构、团队情绪、团队绩效之间的关系进行了检验，挖掘对团队绩效产生正负面影响以及中介作用的团队特质。王磊等王磊,李翠霞.团队特征对高校科研团队个体创造力影响的跨层次研究——以团队知识整合能力为中介变量[J].软科学,2016,30(09):75-78+89.对高校科研团队个体创造力的影响因素进行研究，基于问卷调查与多层线性模型，得出部分影响因素对高校科研团队个体创造力的正向影响效应。其次，有关算法科研团队或人工智能领域科研团队的研究有王曰芬等王曰芬,杨雪,余厚强,曹嘉君.人工智能科研团队的合作模式及其对比研究[J].图书情报工作,2020,64(20):14-22.以人工智能领域领军团队为研究对象，根据团队中学者的合作人数情况和社会网络指标，对科研团队的合作模式进行划分，并探究在所研究维度上表现较为优异的团队模式。同时还有邹本涛等邹本涛,王曰芬,余厚强.人工智能领域高产科研团队的演化研究[J].图书情报工作,2020,64(20):23-33.发现人工智能领域高产团队中各时期的“小团体”合作现象显著。Piorkowski 等 Piorkowski D， Park S， Wang A Y，et al. How AI Developers Overcome Communication Challenges in a Multidisciplinary Team: A Case Study[J]. 2021.指出人工智能开发人员在开发过程中可能存在的沟通挑战，克服沟通障碍是缓解开发人员心理差距的关键。最后，有关科学创新影响因素的研究有吕冬晴等吕冬晴,阮选敏,李江,成颖.跨学科知识融合对 D 指数的影响[J].情报学报,2022,41(03):263-274.以神经科学领域论文为研究对象，采用 Logistic 回归分析方法，探索学术论文跨学科性对其创新程度的影响。杜杏叶等杜杏叶,李贺,李卓卓.面向知识创新的科研团队数据能力模型构建研究[J].图书情报工作,2018,62(04):28-36.研究了数据密集型科研环境下影响科研团队知识创新的核心要素，提出了促进知识创新的科研团队数据能力模型，进而明确核心要素中促进科研团队知识创新的重要能力。

总体而言，虽然科研团队与算法的研究已兴起，但将两者结合起来并探索科研团队特质对算法创新的影响的研究尚未形成统一的结论。科研合作越来越普遍的情况下，科研团队对于科学研究的进步与发展的影响愈加明显，科研团队的研究不应再局限于宏观层面的建设管理研究，应聚焦于微观层面更具体、更有针对性的研究。对于算法研究来说，算法创新不仅仅受到算法模型内部参数、训练情况的影响，外部环境因素也会影响其最终效果，为了算法创新水平的不断提高，有必要对其影响因素进行深入分析。

3 研究设计与数据处理

本研究以机器学习领域的科研团队与算法为研究对象，将以 Papers With Code、Scinapse 以及 Semantic Schola 三个网站上获取到的科研团队信息、算法信息为数据集，从多个角度探索两者之间的关系。具体而言，首先，收集数据，分析本研究中科研团队的特质，在此基础上，建立科研团队特质的测度指标与算法创新的评价指标；其次，运

用非参数检验、多元线性回归模型探索科研团队特质对算法创新的影响；最后，根据前述分析结果进行总结，以此为依据提出增强科研团队科研表现、促进算法再创新的建议。

本研究选取的算法模型来自 Papers With Code 平台上 Computer Vision（即计算机视觉）领域下的 Image Classification（即图像分类）任务。随着互联网多媒体技术的快速发展和数码设备的普及，图像数据大量涌现，利用计算机自动识别图像内容并分类的方法应运而生，目前已有越来越多的算法模型应用于此 Error: Reference source not found。因此，本研究选择以图像分类任务中的计算机算法科研团队为研究对象具有一定的代表性。

本研究所用的数据主要来自 Papers With Code、Scinapse 以及 Semantic Scholar 三个平台。获取数据的过程主要依靠爬虫与人工收集两个渠道。第一步，利用爬虫在 Papers With Code 平台搜集算法模型与论文信息，采集的字段包括算法模型名称、准确率、参数量、算法论文题目、发表年份等。第二步，在 Scinapse 网站中根据采集到的论文题目，补充论文作者信息，包括论文作者姓名、机构信息、H 指数，此步骤可同时获得作者数量、机构数量信息。 第三步，根据采集到的论文题目，在 Semantic Scholar 网站，以论文题目为检索项进行搜索，补充论文被引量信息。需要说明的是，由于本研究所选论文存在无法检索到以及信息不全面的情况，所以某些论文作者与机构信息需要查看论文原文获得，同时，作者 H 指数获取依靠了 Scinapse 与 Semantic Scholar 两个平台。至此，本研究共获取 851 个科研团队的相关信息，包括科研团队规模、科研团队机构数量、科研团队机构类型、科研团队成员平均 h 指数、算法模型准确率、参数量、算法论文题目、算法论文发表年份、算法论文被引量等信息。

接下来，将数据导入 Stata 中进行数据预处理。首先，由于 Papers With Code 网站收录的算法模型参数量会有缺失，所以需要将存在缺失值的数据条目删除；另外，经过对数据的整理，发现个别论文的被引量存在极端值，属于不常见现象，为了将研究结果推广到尽可能大的范围中，并且保证不会对最终的研究结果有很大影响的情况下，本研究对此类数据也进行了剔除。经过对缺失值与异常值的处理工作，最终获得有效数据 543 条，后续将以此为样本进行实证分析。

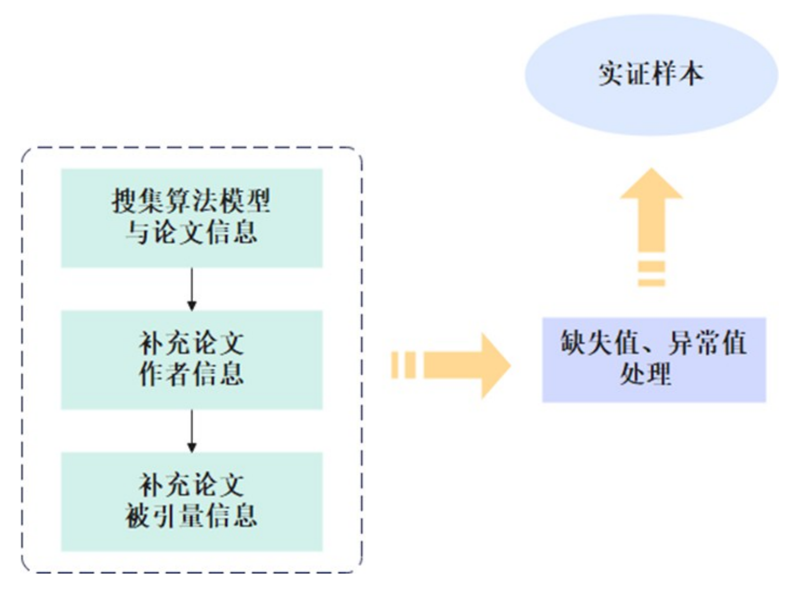


图 1 数据获取与预处理流程图

4 科研团队特质对算法创新的影响模型构建

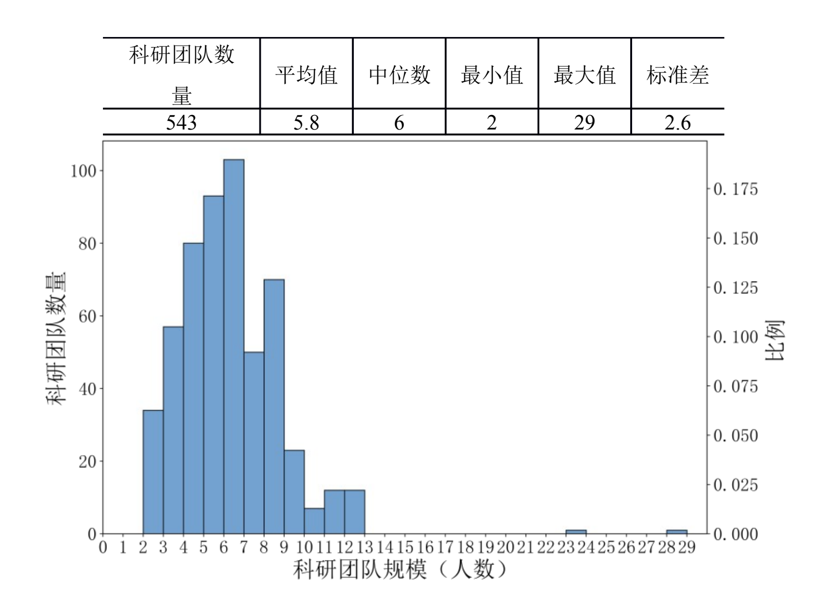
4.1 科研团队特质测度指标建立

参考以往研究对科学团队的定义，本研究对科研团队的界定为由两位及以上科研人员组成，以共同解决科学研究问题为目标，共同合作并得到科学论文产出的研究群体。以本研究为例，一篇算法创新科学论文的所有作者即可视为一个科研团队，更具体地说，可称为算法科研团队。经过对科研团队特质测度指标相关研究的梳理与整合，结合本研究的内容与特点，建立科研团队规模、科研团队机构数量、科研团队机构类型三个科研团队测度指标。

（1）科研团队规模

科研团队成员的数量对于科研团队的产出是有影响的，在不考虑科研团队内部合作氛围与沟通交流效果的情况下，科研团队的成员越多，整个团队能发挥的力量就越大，团队产出效果可能也就越好。因此，科研团队规模是科研团队研究中最基本也是不可忽视的一个测度指标。本研究中科研团队的规模情况如图表 1、图 2 所示。由图表可知，543 个算法科研团队的平均规模为 6 人左右，最小的仅为 2 人，最大的达到了 29 人。总体来看，科研团队规模大多分布在 3-8 人区间内，占总体数量的 83.4%，其中规模为 6 人的科研团队数量最多，为 103 个，超过 12 人的团队数量微乎其微。可见，在科研团队规模构成中，存在相对适宜的团队规模，科研团队规模的把控对于后续开展科学研究也十分重要。

表 1 科研团队规模描述性统计表



科研团队数量	平均值	中位数	最小值	最大值	标准差
543	5.8	6	2	29	2.6

图 2 科研团队规模分布直方图

（2）科研团队机构数量

在算法研究领域，互联网企业、人工智能公司与高校的合作不断增强，科研团队呈现出多机构、跨单位的组成特点。不同能力与背景的科研机构之间的合作无疑会对科研团队的整体科研水平产生影响。因此，科研团队中各种机构的数量也是本研究关注的焦点之一。本研究中科研团队的机构数量情况如表 2、图 3 所示。由图表可知，机构数量为 2 个的科研团队数量最多，为 216 个，也有超过 30%的科研团队机构数量为 1 个，即团队所有成员来自同一机构，没有开展跨机构科研合作。总体来看，除去少数科研团队机构数量达到 4 个以上外，科研团队机构数量整体在各个团队间的差距不大。

表 2 科研团队机构数量描述性统计表

科研团队机构数量	平均值	中位数	最小值	最大值	标准差
543	2.1	2	1	6	1.1

图 3 科研团队机构数量分布图

（3）科研团队机构类型

当前，越来越多的互联网企业、人工智能公司蓬勃发展具有开展科学研究的能力，并与高校进行科研合作。因此，本研究试图根据科研团队中成员所属机构的类型，将科研团队进行划分，以研究不同类型的科研团队在算法创新方面的表现。

科研团队机构类型的划分方法如下：若科研团队中所有成员第一单位属于企业或企业附属研究所，那么将其认定为企业型科研团队。若科研团队中所有成员第一单位属于高

校，那么将其认定为高校型科研团队。若科研团队中既有成员第一单位属于企业或企业附属研究所，也有成员第一单位属于高校，那么将其认定为混合型科研团队。本研究中科研团队机构类型情况如表 3、图 4 所示。由图表可知，企业型、高校型、混合型科研团队的数量占比分别为 30%、15%、55%。混合型科研团队的数量与占比最高，且超过了企业型与高校型科研团队之和，反映出当下科研团队校企合作的热门趋势；而在企业型与高校型两种科研团队中，企业型科研团队数量与占比远远大于高校型科研团队，显示出如今人工智能企业的强大竞争力。

表 3 科研团队机构类型情况表

科研团队机构类型	企业型	高校型	混合型
数量	163	81	299

图 4 科研团队机构类型分布图

4.2 算法创新评价指标建立

（1） 算法模型准确率

依前文所述，算法创新的评价指标很大程度上与算法性能的测度指标无异。对于一个算法模型而言，其每一次性能的提升、效果的改善都可以认为是一次创新。因此，算法性能指标是本研究在评价算法创新时考虑的第一个角度。本研究选择的算法模型，其性能评价指标主要包括 Top1 Accuracy、Top5 Accuracy、Number of params 等。在图像分类过程中，模型预测某张图片时，会给出预测为某些类别的概率，并按概率从高到低将类别进行排名。Top1 Accuracy 与 Top5 Accuracy 就分别指预测概率排名第一的类别与实际结果相符的准确率、预测概率排名前五的类别包含实际结果的准确率。Number of params 指模型中使用的参数量。由于数据来源中提供的 Top1 Accuracy 与 Number of params 两项指标数据较为齐全，因此，Top1 Accuracy（以下简称准确率，ACC）将作为本研究评价算法创新的指标之一，Number of params（以下简称参数量，NOP）将作为控制变量加入影响模型中。

表 4 列出了本研究中算法模型的准确率情况。由表 4 可知，543 个算法模型的平均准确率为 81.9%，达到了较高水平；最小值为 61.5%，最大值为 91.1%Chen X, Liang C, Huang D, et al. Symbolic Discovery of Optimization Algorithms[J]. arXiv preprint arXiv:2302.06675, 2023.，研究选取的算法模型跨度达 10 年，说明 10 年间算法模型的性能提升是显著的。图 5 直观展示了 2018-2022 年间算法模型准确率的上升趋势。

表 4 算法模型准确率描述性统计表

算法模型数	平均值	中位数	最小值	最大值	标准差

量					
543	0.819	0.827	0.615	0.911	0.047

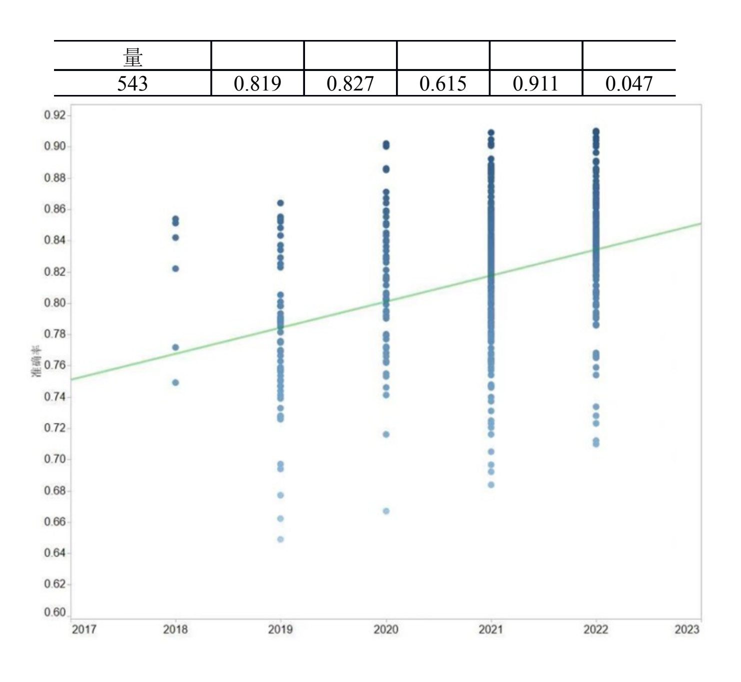


图 5 算法模型准确率变化图

（2） 算法论文被引量

被引量是文献计量学中被用来测度学术论文的社会显示度和学术影响力的一项重要指标。依据规范理论的指引，先前的研究中常将被引频次视为创新的替代指标，高被引成为创新成果的基本特征 Hall K L, Feng A X, Moser R P, et al. Moving the science of team science forward: collaboration and creativity[J]. American journal of preventive medicine, 2008, 35(2): S243-S249.。算法模型不断改良的过程中伴随着学术论文的产出，论文成为了算法模型传播扩散的有效载体，算法论文的被引量越高，说明算法论文的影响力越强，进而反映出算法模型的创新性也越强。因此，算法模型所属论文的被引量可以侧面体现该算法的创新性，本研究据此选择了论文被引量（Cited Quantity，CIT）这一指标用来从学术产出的角度评价算法创新。

表 5 列出了本研究中算法论文的被引量情况。由表可知本研究选取的算法论文平均被引量为 137.2，最大值为 947，相对来说属于较高水平，但由于论文发表年限的不同、算法模型本身性能高低的不同，算法论文之间的被引量差距相对来说也较大。由于论文被引量积累需要时间，发表年份早的论文相对来说被引量较高。图 6 展示了算法论文被引量的分布情况，从图中可以看到，多数论文的被引量在 400 以内，还有一定数量的论文处于待引用的状态中。

表 5 算法论文被引量描述性统计表

算法论文数量	平均值	中位数	最小值	最大值	标准差
543	137.2	57	0	947	192.6

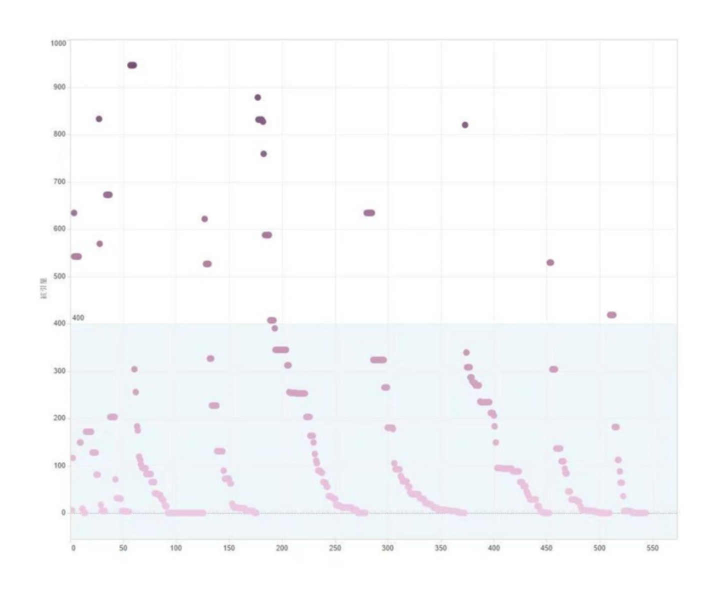


图 6 算法论文被引量分布图

4.3 科研团队特质对算法创新的影响模型构建

（1） 科研团队机构类型对算法创新的影响模型构建

由于本研究中算法准确率与论文被引量均不呈标准正态分布，且科研团队机构类型属于多分类变量，因此在分析准确率、被引量与科研团队机构类型之间的关系时，采用非参数检验中的 Kruskal-Wallis 检验 Error: Reference source not found。检验过程分为两个模型分别进行，模型 1 中自变量为科研团队机构类型（Type Of Institution，TOI），因变量为准确率（Accuracy，ACC），模型 2 中自变量为科研团队机构类型（Type Of Institution，TOI），因变量为论文被引量（Cited Quantity，CIT）。

检验过程主要分为以下几步：首先，使用 Shapiro-Wilk 检验和绘制箱型图的方法分别考察每组数据的正态性；然后，使用 Levene 检验进行方差齐性检验；最后，数据既不服从正态分布，也不满足方差齐性的情况下，进行 Kruskal-Wallis 检验，并依据检验结果做出统计性推断。模型与检验过程示意图如下所示。

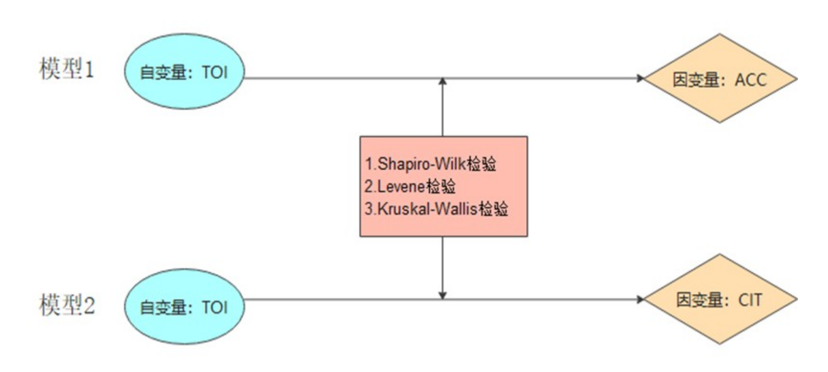


图 7 科研团队机构类型对算法创新的影响模型示意图

（2）科研团队规模、机构数量对算法创新的影响模型构建

本文将基于多元线性回归方法构建科研团队规模、机构数量对算法创新的影响模型。由于本文从算法性能与学术产出两个角度衡量算法创新，因此需建立两个多元回归模型进行分析，分别定义为模型 3（算法性能，因变量为准确率），模型 4（学术产出，因变量为被引量），两个模型中均包含科研团队规模（Team Size，TMS）、科研团队机构数量（Number Of Institution，NOI）两个自变量。

在多元线性回归模型中，为了使自变量对因变量的解释作用更强，通常需加入一些控制变量提升回归模型的性能。随着年份的增加，算法模型往往呈现出更好的性能，同时，论文被引量的积累需要时间，普遍来说，论文发表年份越早，论文的被引量就越高，因此年份对算法性能和论文被引量均会产生影响，需将论文发表年份（Year，YEA）作为控制变量，同时加入两个模型中。除此之外，对于模型 3（算法性能）而言，算法模型在测试与建立的过程中，算法模型所使用的参数量是影响算法模型最终表现的一种重要因素。因此，算法模型参数量（Number Of Parameter，NOP，单位为 M）与论文发表年份被选做模型 3 的两个控制变量。对于模型 4（学术产出）而言，在研究论文被引量的影响因素时，常用 H 指数作为一个计量指标，h 指数与论文被引量之间存在的强相关关系已得到证实。为了控制 H 指数对于论文被引量产生的影响，本研究对科研团队内所有成员的 H 指数求平均，将得到的团队成员平均 H 指数（Average H Index，AHI）作为模型 4 的另一控制变量。

本研究算法模型参数量与团队成员平均 H 指数的数值情况如表 6 所示。算法模型参数量的平均值为 175.9M 个，即 1.759 亿个，最小值为 1.2M 个，即 120 万个，可见，算法模型所用的参数量是相当庞大的。团队成员平均 H 指数的平均值为 22.6，最小值为 2.5，最大值为 66.5，不同团队之间存在一定差距。

表 6 算法模型参数量与团队成员平均 H 指数描述性统计表

	平均值	中位数	最小值	最大值	标准差
算法模型参数量	175.9	39	1.2	10000	666.1
团队成员平均 H 指数	22.6	19.8	2.5	66.5	12.1

基于对自变量、因变量与控制变量的梳理，本研究建立如下两个多元回归模型来验证科研团队规模、科研团队机构数量对科研团队算法创新的影响。

模型 3（算法性能）：

（4.1）

为了准确地分析科研团队规模、机构数量对科研团队算法创新的影响，采用层次回归的方式来进行分析。模型 M1 由控制变量论文发表年份（YEA）和因变量准确率（ACC）组成；M2 在 M1 基础上增加了参数量（NOP），M3 在 M2 基础上增加了团队规模（TMS），M4 在 M3 的基础上增加了机构数量（NOI），其中-为回归系数，为误差项。

模型 4（学术产出）：

（4.2）

模型 4 同样采用层次回归的方式来进行分析。模型 M5 由控制变量论文发表年份（YEA）和因变量论文被引量（CIT）组成；M6、M7 与 M8 分别在上一个模型的基础上增加了团队成员平均 H 指数（AHI）、团队规模（TMS）、机构数量（NOI），其中-为回归系数，为误差项。

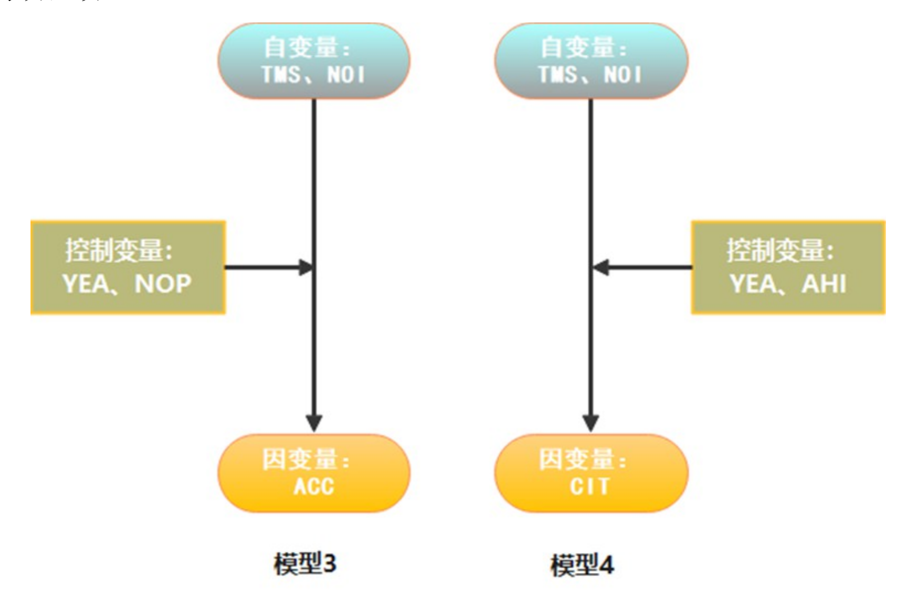


图 8 科研团队规模、机构数量对算法创新影响模型示意图

5 科研团队特质对算法创新的影响研究

基于算法创新的两个评价角度，本文将分别研究科研团队特质对算法性能与算法论文被引量的影响。主要过程为首先将数据导入 Stata 软件中，其次编写非参数检验与多元线性回归命令并运行，最后对得出结果进行分析。

5.1 科研团队机构类型对算法创新的影响研究

（1）科研团队机构类型对算法性能的影响

本文将科研团队机构类型划分为企业型、高校型、混合型三种类型。根据 Kruskal-Wallis 检验的原理，在进行分析前，需考察每组数据的正态性。本研究使用 Shapiro-Wilk 检验进行正态性检验。

表 7 ACC 正态性检验结果

组别	Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
企业型	ACC	163	0.96570	4.286	3.314	0.00046***
高校型	ACC	81	0.91619	5.812	3.859	0.00006***
混合型	ACC	299	0.96506	7.422	4.704	0.00000***

注：***P<0.01，即在 0.01 水平显著

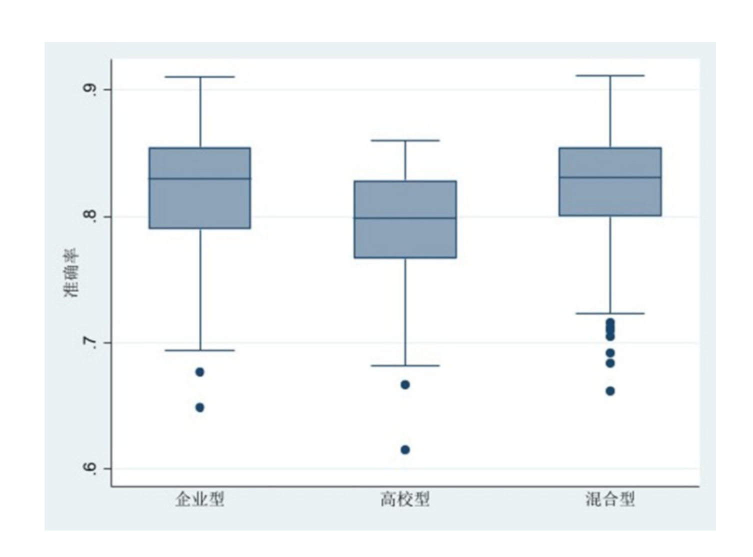


图 9 准确率箱型图

表 7 按照组别列出了三组数据的准确率正态性检验结果，可知三组的 P 值分别为 0.00046、0.00006 和 0.00000，均小于 0.01，结合图 9 所示箱型图，可确认三组数据不服从标准正态分布，方差齐性检验结果中 F=3.088，P=0.046＜0.05，提示三组数据方差不齐，综上可以进行 Kruskal-Wallis 检验。

表 8 ACC Kruskal-Wallis 检验结果

组别	样本量	ACC 均值	Kruskal-Wallis H	P
企业型	163	0.821	35.072	0.0001***
高校型	81	0.791		
混合型	299	0.825		

注：***P<0.01，即在 0.01 水平显著

Kruskal-Wallis 检验结果表 8 所示。可以看出，P<0.01，说明算法模型准确率在不同的组别之间存在显著性差异。也就是说，科研团队机构类型对于算法性能具有影响效应。结合不同组别的 ACC 均值可知，混合型科研团队在算法模型准确率上的表现优于其余两种科研团队，但与企业型科研团队之间的差距很小；三者之中，高校型科研团队的算法模型准确率最低，与另外两种科研团队相差了约 3 个百分点，反映出当下高校科研团队在算法研究中的竞争力较弱，研究过程可能遇到了瓶颈，而企业型团队成员的存在对于算法模型准确率的提高有一定推动作用。

（2）科研团队机构类型对学术产出的影响

同样的，根据 Kruskal-Wallis 检验的原理，在进行分析前，先考察每组数据的正态性，检验过程仍然使用 Shapiro-Wilk 检验进行正态性检验。

表 9 CIT 正态性检验结果

组别	Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
企业型	CIT	163	0.83427	20.711	6.901	0.00000***
高校型	CIT	81	0.40522	41.244	8.155	0.00000***
混合型	CIT	299	0.74390	54.400	9.379	0.00000***

注：***P<0.01，即在 0.01 水平显著

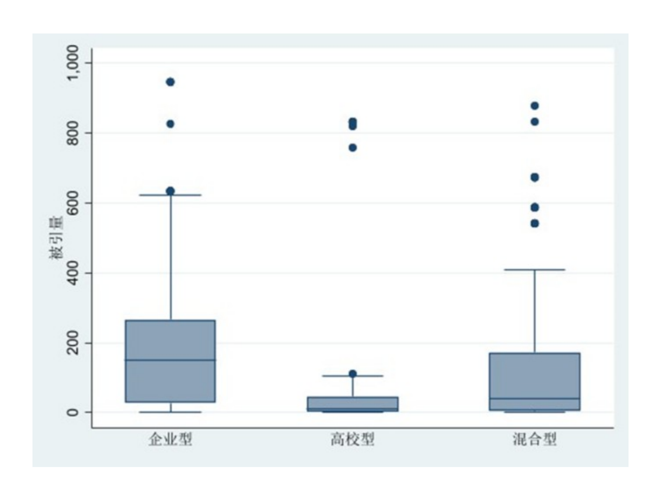


图 10 被引量箱型图

表 9 按照组别列出了三组数据论文被引量的正态性检验结果，可知三组的 P 值均小于 0.01，结合图 10 所示箱型图，可确认三组数据不服从标准正态分布，方差齐性检验结果中 F=5.327，P=0.005＜0.01，提示三组数据方差不齐，综上可以进行 Kruskal-Wallis 检验。

表 10 CIT Kruskal-Wallis 检验结果

组别	样本量	CIT 均值	Kruskal-Wallis H	P
企业型	163	202.8	49.610	0.0001***
高校型	81	83.9		
混合型	299	115.9		

注：***P<0.01，即在 0.01 水平显著

Kruskal-Wallis 检验结果表 10 所示。可以看出，P<0.01，说明论文被引量在不同的组别之间存在显著性差异，也就是说，科研团队机构类型对于算法论文被引量也具有影响效应。结合不同组别的 CIT 均值可知，企业型科研团队在算法论文被引量上的表现优于其他两种科研团队类型，这与算法模型准确率的结果不一致。但从论文被引量上来看，高校型科研团队的算法论文被引量在三种类型团队中仍然是最低的，与另外两种团队的差距也较大，且未达到总体样本的平均值。总体来看，混合型科研团队与企业型科研团队都在某一方面达到了最优，而无论是算法模型准确率还是算法论文被引量，混合型与企业型科研团队都要高于高校型科研团队，因此，高校算法科研团队如何提升自身竞争力是未来研究值得关注的一点。

5.2 科研团队规模、机构数量对算法创新的影响研究

本节将应用多元线性回归方法继续探究科研团队规模、机构数量对算法创新的影响。

（1） 科研团队规模、机构数量对算法性能的影响

表 11 以 ACC 为因变量的多元回归结果

ACC	M1	M2	M3	M4
YEA	0.018***	0.017***	0.016***	0.016***
NOP	-	0.000***	0.000***	0.000***
TMS	-	-	0.003***	0.003***
NOI	-	-	-	-0.005***
F-value	129.74***	99.28***	72.30***	57.02***
Adj R^2	0.192	0.266	0.283	0.293

注：*P<0.1, **P<0.05, ***P<0.01，即在 0.1、0.05、0.01 水平显著

科研团队规模、机构数量对算法模型准确率的多元线性回归结果（保留三位小数）如表 11 所示。由模型 M4 回归结果可知，科研团队规模对算法性能的回归系数为 0.003，且在 1%的水平上显著，说明科研团队规模与算法模型准确率呈正相关，即科研团队规模对算法性能具有正向促进作用。科研团队机构数量对算法模型准确率的回归系数为-0.005，且在 1%水平上显著，说明科研团队机构数量与算法性能呈负相关。进一步比较自变量的回归系数，团队机构数量回归系数的绝对值大于团队规模回归系数的绝对值，说明团队机构数量对算法性能的影响大于团队规模的影响。论文发表年份、算法模型参数量组成的控制变量在 1%水平也具有统计显著性，说明年份与参数量对算法性能确实存在影响。

除此之外，本文对回归结果的优劣和多重共线性问题进行检验，包括计算判定系数 R^2、F 值、VIF 值。由表 11 可知，多元线性回归模型 M1-M4 的 F 值均在 $P<0.01$ 水平上显著，说明自变量与因变量之间存在线性关系。在逐步增加变量的过程中，R^2 的值不断增加，自变量对因变量的拟合程度不断增加，M4 模型中的 R^2 为 0.293，说明算法性能中有大约 29.3%的变异可由模型 M4 中的自变量和因变量解释。根据多重共线性的检验结果，得知模型 M4 中自变量与控制变量的方差膨胀因子分别为 1.18、1.10、1.08、1.02，均小于 10，说明没有多重共线性问题，回归结果可靠。

（2）科研团队规模、机构数量对学术产出的影响

由于论文被引量不符合标准正态分布 Thelwall M. Are the discretised lognormal and hooked power law distributions plausible for citation data?[J]. Journal of Informetrics, 2016, 10(2): 454-470.，所以在回归分析前要进行一定的处理。ThelwallThelwall M, Wilson P. Regression for citation data: An evaluation of different methods[J]. Journal of Informetrics, 2014, 8(4): 963-971. 的研究表明，将论文被引量加 1 再取对数后作为模型的因变量，再采用一般线性（普通最小二乘法）模型进行回归分析是一种较好的策略。因此，本研究以 lg（CIT+1）作为回归模型的因变量，构建多元线性回归模型进行分析。

表 12 以 lg（CIT+1）为因变量的多元回归结果

CIT	M5	M6	M7	M8
YEA	-0.404***	-0.374***	-0.383***	-0.382***
AHI	-	0.018***	0.018***	0.018***
TMS	-	-	0.033***	0.027**
NOI	-	-	-	0.055*
F-value	201.90***	133.29***	92.53***	70.61***
Adj R^2	0.270	0.328	0.336	0.340

注：*P<0.1, **P<0.05, ***P<0.01，即在 0.1、0.05、0.01 水平显著

多元线性回归结果（保留三位小数）如表 12 所示。由模型 M8 回归结果可知，科研团队规模对论文被引量的回归系数为 0.027，且在 5%的水平上显著，说明科研团队规模与算法论文被引量之间有正相关关系，即科研团队规模对学术产出具有正向促进作用。科研团队机构数量对论文被引量的回归系数为 0.055，且在 10%水平上显著，说明科研团队机构数量与论文被引量之间的关系也呈正相关。进一步比较发现自变量机构数量的回归系数大于团队规模的回归系数，说明科研团队机构数量对学术产出的影响大于团队规模的影响。由论文发表年份、团队平均 H 指数组成的控制变量在 1%水平也具有统计显著性，其中，年份回归系数<0，年份与论文被引量间的关系为负相关，符合实际规律；团队平均 H 指数回归系数>0，验证了 H 指数对论文被引量的正向影响。

由表 12 可知，多元线性回归模型 M5-M8 的 F 值均在 P<0.01 水平上显著，说明自变量与因变量之间的线性关系成立。在逐步增加变量的过程中，团队平均 H 指数的加入使得 R^2 的值增加较多，自变量对因变量的拟合程度不断增加，M8 模型中的 R^2 为 0.340，说明学术产出中有大约 34%的变异可由团队规模、团队机构数量、团队平均 H 指数、论文发表年份解释。根据多重共线性的检验结果，模型 M8 中自变量与控制变量的方差膨胀因子分别为 1.11、1.11、1.05、1.04，均小于 10，说明没有多重共线性问题，回归结果可靠。

5.3 结果分析与讨论

（1）科研团队机构类型对算法创新具有影响效应，混合型科研团队在算法模型性能上的表现优于高校型与企业型；而企业型科研团队在算法论文被引量上高于其他两种科研团队类型。

从算法性能上讲，混合型科研团队表现更好，这与 Martínez-Plumed 等 Martínez-Plumed F, Barredo P, Heigeartaigh S O, et al. Research community dynamics behind popular AI benchmarks[J]. Nature Machine Intelligence, 2021, 3(7): 581-589.得到的“混合”团体在最先进的模型领域占据主导地位的研究结果一致。一方面混合型科研团队拥有来自高校与企业的高质量算法研究人才。算法模型性能的提升就是企业的本质目标，企业不断地挖掘能力强的研究人员加入团队之中，相对于高校而言，企业科研团队成员可能更能专注于算法研究。另一方面，混合型科研团队拥有算法研究所需的硬件与资源。如今的算法研究对设备的要求非常高，企业成员携带的资金与设备可以为研究提供有力支持，进而产出有竞争力

的科研成果。尽管混合型科研团队的优势明显，但由于高校与企业属于不同的社会领域，两者合作也存在合作流程复杂性、目标一致性、技术方法可行性等挑战，因此，做好控制与管理对于项目的成功至关重要 Gersdorf T, He V F, Schlesinger A, et al. Demystifying industry–academia collaboration[J]. Resource, 2019, 23: 22.4.。

从学术产出上讲，企业型科研团队的算法论文被引量超过了高校型与混合型科研团队，这与本研究预期不相符。出现这一现象的原因可能在于，一方面，本研究中涉及到的企业大多为大型互联网企业并且长期从事算法研究，从研究年限的角度，它们更易积累更多的论文被引量，而混合型科研团队提出的算法模型虽然相对来说更为优异，但性能更好的算法模型提出的年份相对更新，被引量的积累需要一定的年份，因此可能造成被引量相对较低。另一方面，企业型科研团队的规模一般较另外两类更大，团队成员的互相引用行为也可能会在一定程度上提升该团队论文的被引量。

（2）科研团队规模与算法性能正相关，机构数量与算法性能负相关。

科研团队规模与算法性能正相关，与本研究预期相符。算法性能的提升依靠多方面、多领域的知识技能，团队规模增加能在一定程度上满足团队的知识需求，完成既定科研目标与解决复杂问题的能力也更强，因此，团队规模的增加会显著提高科研团队的科研产出水平。另外，科研任务对创新性要求相对较高郑小勇,楼鞅.科研团队创新绩效的影响因素及其作用机理研究[J].科学学研究,2009,27(09):1428-1438.，团队规模增加在一定程度上也能为团队的创新贡献力量。

科研团队机构数量与算法性能负相关，这一结果与 Cummings 等 Cummings J N, Kiesler S, Bosagh Zadeh R, et al. Group heterogeneity increases the risks of large group size: A longitudinal study of productivity in research groups[J]. Psychological science, 2013, 24(6): 880-890.的结果类似。与团队规模不同，科研团队机构数量的增加意味着团队成员的异质性越来越强，团队成员的背景、个性、偏好等方面融合程度更低，团队成员的群体认同感会逐步降低，在合作过程中会付出更多的沟通成本。尤其是在大规模的团队中，虽然机构数量的增加可能会形成混合型团队的机构类型，但机构数量过多带来的负向效果最终会超过混合型团队带来的增益效果，导致科研团队整体产出的水平降低。同时，机构数量过多可能会形成远程团队，Yiling Lin 等 Lin Y, Frey C B, Wu L. Remote Collaboration Fuses Fewer Breakthrough Ideas[J]. arXiv preprint arXiv:2206.01878, 2022.的研究则表明，远程团队不太可能整合现有知识来产生新的、突破性的想法，这对于算法研究是不利的。

（3）科研团队规模与学术产出正相关，机构数量与学术产出正相关。

科研团队规模与学术产出正相关，这一结果与张玲玲等张玲玲,王蝶,张利斌.跨学科性与团队合作对大科学装置科学效益的影响研究[J].管理世界,2019,35(12):199-212.的研究结果一致。与团队规模对算法性能的正向促进机理相同，团队规模的增加，会提升团队整体的生产能力，创造出更具学术影响力的科研成果，获得更高的被引量；同时也可能受益于团

队成员的互相引用行为，使得论文的被引量有一定提升。

科研团队机构数量对学术产出的影响呈正相关，与对算法性能的影响出现了相反作用。科研团队机构数量的增加可能会拓宽论文的传播渠道，扩大研究的影响范围，使得论文被各领域、各机构的科研人员发现，这增加了论文被引的可能性。此外，除了考虑团队内成员的自引用外，也可以考虑科研团队成员所属机构之间的互相引用行为。Larivière 等 V Larivière, Gingras Y, Sugimoto C R , et al. Team size matters: Collaboration and scientific impact since 1900[J]. Journal of the Association for Information Science & Technology, 2014, 66(7).的研究也证实文章署名中的地址数量有助于文章被引量的增加。

6 结语

本研究运用非参数检验、多元线性回归等方法，建立了科研团队特质对算法创新的影响模型，分别分析了科研团队规模、机构数量、机构类型对算法创新的影响效应，结果表明：

科研团队机构类型对算法创新具有显著影响效应，不同类型科研团队之间存在显著性差异。混合型科研团队在算法模型准确率上的表现最优，企业型科研团队在算法论文被引量上表现最优；算法性能受科研团队规模、机构数量的影响，同时，算法模型参数量、算法论文年份也会影响算法性能。科研团队规模对算法性能有正向影响，机构数量对算法性能存在负向影响；学术产出受科研团队规模、机构数量的影响，同时，科研团队平均 H 指数、算法论文年份也会影响学术产出，科研团队规模与学术产出之间有正相关关系，机构数量与学术产出之间也有正相关关系。

结合研究结果，本文提出如下研究启示：首先，鼓励开展跨机构研究，但不要一味推崇。研究表明，混合型科研团队能够在一定程度上促进算法创新。高校与企业联动是学术能力与资金设备的强强联合，跨机构合作能够实现优势互补、资源共享，产出更具竞争力的校企合作成果。与此同时，研究结果也表明，企业型科研团队在算法论文被引量上也具有一定优势，说明跨机构合作不一定会带来“最优解”，企业与高校都有适合自己的研究方式。因此，鼓励跨机构研究的同时，要尊重单一科研团队的自主研究。其次，优化团队结构，强化团队合作。研究指出，科研团队规模对算法创新具有正向影响效应，因此，在组建科研团队时，可以适当扩大科研团队规模，但不能盲目增加成员人数，需建立一定的门槛，防止出现团队团队结构过于复杂影响团队交流合作的现象。科研团队多元化的趋势下，跨机构、跨学科、跨地域等合作越来越多，团队成员的背景更加复杂，为了使团队成员更有动力，要加强团队成员之间的交流，增强团队成员的认同感与归属感，增强团队合作意识，使团队具有长期可持续发展的能力。最后，提升技术水平，注重创新思维。对于算法科研团队而言，算法研究涉及到多个方面的知识和技能，算法创新的成效很大程度上

取决于团队成员的技术水平，因此可以通过开展技术培训、学习交流等活动来提高团队成员的技术水平。科研团队还应该关注最新的研究动态，不断更新知识储备，保持技术领先。此外，算法研究是一个不断创新的领域，因此科研团队应注重创新思维，鼓励团队成员尝试新的想法和方法，不断探索新的领域和技术。

本研究仍存在一些不足之处。首先，本研究选择的科研团队特质测度指标与算法创新评价指标不够丰富和多样。其次，本研究选取的是机器学习领域图像分类下的算法科研团队及其研究论文，得到的部分结论可能具有领域局限性。未来的研究中可以增加更多的指标，例如动态测度科研团队特质的流动性、稳定性指标等，从创新扩散的角度评价算法创新的指标等，使指标体系更全面，研究结果更加合理和可靠。同时，可以选取多领域的杰出科研团队进行对比研究，通过剖析杰出科研团队的构成规律、运作机制、合作模式等，为科学家间的合作提供新的思路与建议，提高科研团队的产出水平。

参考文献：

[1] 李安.算法影响评价：算法规制的制度创新[J].情报杂志,2021,40(03):146-152+161.

[2] NATIONAL RESEARCH COUNCIL. Enhancing the effectiveness of team science[M]. Washington, DC: national academics press,2015.

[3] 李纲,柳明飞,吴青等.基于蝴蝶结模型的科研团队角色识别及其特征研究[J].图书情报工作,2017,61(05):87-94.

[4] Uzzi B, Mukherjee S, Stringer M, et al. Atypical Combinations and Scientific Impact[J]. Science, 2013, 342(6157):468-472.

[5] 贾开.算法社会的技术内涵、演化过程与治理创新[J].探索,2022,No.224(02):164-178.

[6] 宋锴业.“算法”与国家治理创新——数据、算法与权力的知识生产与逻辑呈现[J].科学学研究,2022,40(03):401-409.

[7] 范昊,李珊珊,热孜亚·艾海提.机器学习算法在我国情报学研究中的应用与影响——基于 CSSCI 期刊论文的视角[J].图书情报知识,2022,39(05):96-108.

[8] 曾德明,张志东,王泓略.高校科研团队规模优化研究[J].湖南大学学报(社会科学版),2021,35(03):75-79.

[9] 廖青云,朱东华,汪雪锋,黄颖.科研团队的多样性对团队绩效的影响研究[J].科学学研究,2021,39(06):1074-1083.

[10] 张琳,孙蓓蓓,黄颖.跨学科合作模式下的交叉科学测度研究——以 ESI 社会科

学领域高被引学者为例[J].情报学报,2018,37(03):231-242.

[11] Chakraborty T, Ganguly N, Mukherjee A. Rising popularity of interdisciplinary research - An analysis of citation networks[C]// 2014.

[12] Lee D S, Lee K C, Seo Y W. An analysis of shared leadership, diversity, and team creativity in an e-learning environment[J]. Computers in Human Behavior, 2015, 42: 47-56.

[13] 李纲,刘先红.科研团队中学术带头人的合作特征及其对科研产出的影响[J].情报理论与实践,2016,39(06):70-75.

[14] Bu Y, Zhang C, Huang Y, et al. Investigating scientific collaboration through the sequence of authors in the publication bylines and the diversity of collaborators[C]// 2019.

[15] Hill R K. What an algorithm is[J]. Philosophy & Technology, 2016, 29(1): 35-59.

[16] 李志义,许洪凯,段斌.基于深度学习 CNN 模型的图像情感特征抽取研究[J].图书情报工作,2019,63(11):96-107.

[17] 翟羽佳,田静文,赵玥.基于 BERT-BiLSTM-CRF 模型的算法术语抽取与创新演化路径构建研究[J].情报科学,2022,40(04):71-78.

[18] Ridnik T, Sharir G, Ben-Cohen A, et al. Ml-decoder: Scalable and versatile classification head[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2023: 32-41.

[19] Kang W J, Liu C, Liu G L. A quantitative attribute-based benchmark methodology for single-target visual tracking[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(3):405-421.

[20] Hassan B A, Rashid T A. Operational framework for recent advances in backtracking search optimisation algorithm: A systematic review and performance evaluation[J]. Applied Mathematics and Computation, 2020, 370: 124919.

[21] Duraipandian M. Performance evaluation of routing algorithm for Manet based on the machine learning techniques[J]. Journal of trends in Computer Science and Smart technology (TCSST), 2019, 1(01): 25-38.

[22] 奚祺海,荆林波.哲学社会科学期刊定量和定性评价问题分析及对策研究[J].中国社会科学院大学学报,2022,42(10):44-55+141-142.

[23] Garfield E. Citation indexes for science: A new dimension in documentation through association of ideas[J]. Science, 1955, 122(3159): 108-111.

[24] 黄昱方,俞蔚.团队知识共享结构与团队绩效——团队情绪的中介作用[J].情报杂志,2016,35(10):166-172.

[25] 王磊,李翠霞.团队特征对高校科研团队个体创造力影响的跨层次研究——以团队知识整合能力为中介变量[J].软科学,2016,30(09):75-78+89.

[26] 王曰芬,杨雪,余厚强,曹嘉君.人工智能科研团队的合作模式及其对比研究[J].图书情报工作,2020,64(20):14-22.

[27] 邹本涛,王曰芬,余厚强.人工智能领域高产科研团队的演化研究[J].图书情报工作,2020,64(20):23-33.

[28] Piorkowski D , Park S , Wang A Y , et al. How AI Developers Overcome Communication Challenges in a Multidisciplinary Team: A Case Study[J]. 2021.

[29] 吕冬晴,阮选敏,李江,成颖.跨学科知识融合对 D 指数的影响[J].情报学报,2022,41(03):263-274.

[30] 杜杏叶,李贺,李卓卓.面向知识创新的科研团队数据能力模型构建研究[J].图书情报工作,2018,62(04):28-36.

[31] Chen X, Liang C, Huang D, et al. Symbolic Discovery of Optimization Algorithms[J]. arXiv preprint arXiv:2302.06675, 2023.

[32] Hall K L, Feng A X, Moser R P, et al. Moving the science of team science forward: collaboration and creativity[J]. American journal of preventive medicine, 2008, 35(2): S243-S249.

[33] Thelwall M. Are the discretised lognormal and hooked power law distributions plausible for citation data?[J]. Journal of Informetrics, 2016, 10(2): 454-470.

[34] Thelwall M, Wilson P. Regression for citation data: An evaluation of different methods[J]. Journal of Informetrics, 2014, 8(4): 963-971.

[35] Martínez-Plumed F, Barredo P, Heigeartaigh S O, et al. Research community dynamics behind popular AI benchmarks[J]. Nature Machine Intelligence, 2021, 3(7): 581-589.

[36] Gersdorf T, He V F, Schlesinger A, et al. Demystifying industry–academia collaboration[J]. Resource, 2019, 23: 22.4.

[37] 郑小勇,楼鞅.科研团队创新绩效的影响因素及其作用机理研究[J].科学学研究,2009,27(09):1428-1438.

[38] Cummings J N, Kiesler S, Bosagh Zadeh R, et al. Group heterogeneity increases the risks of large group size: A longitudinal study of productivity in research groups[J]. Psychological science, 2013, 24(6): 880-890.

[39] Lin Y, Frey C B, Wu L. Remote Collaboration Fuses Fewer Breakthrough Ideas[J]. arXiv preprint arXiv:2206.01878, 2022.

[40] 张玲玲,王蝶,张利斌.跨学科性与团队合作对大科学装置科学效益的影响研究[J].管理世界,2019,35(12):199-212.

[41] V Larivière, Gingras Y, Sugimoto C R , et al. Team size matters: Collaboration and scientific impact since 1900[J]. Journal of the Association for Information Science & Technology, 2014, 66(7).

作者贡献说明：
田静文：确定论文框架，负责数据处理和撰写初稿；

尹心萍：修改定稿；
翟羽佳：确定论文选题，提出研究思路，修改定稿。

Algorithm Innovation Driven by the Characteristics of Scientific Research Teams

Jingwen Tian[1] Xinping Yin[1] Yujia Zhai[1,2]
1.Tianjin Normal University School of Management Tianjin 300897
2.Wuhan University School of Information Management Wuhan 430072

Abstract: [Purpose/Significance] Combining scientific research team with algorithmic innovation and exploring its influence on algorithmic innovation from the perspective of scientific research team traits can help improve the academic capacity of scientific research team, which in turn can promote algorithmic innovation and scientific innovation. [Method/Process] Three research team measures, namely, research team size, number of research team institutions, and research team institution type, and two algorithm innovation evaluation indexes, namely, algorithm performance and academic output, are established. Taking 543 scientific research teams under the image classification task in the field of machine learning as an example, non-parametric tests and multiple linear regression models were used to explore the effect of scientific research team traits on algorithm innovation, and suggestions to enhance the scientific research performance of scientific research teams and promote algorithm reinvention were proposed based on the empirical results. [Result/Conclusion] All of the research team characteristics measures have an effect on algorithm innovation, mainly: the type of research team institution has a significant effect on algorithm innovation, the hybrid research team has the best performance in algorithm model accuracy, and the enterprise research team has the best performance in algorithm paper citations; the research team size has a positive effect on algorithm performance and academic output; the research team The number of institutions has a positive effect on the academic output and a negative effect on the algorithm performance.

Key words: Research team characteristics；Algorithm innovation；Nonparametric test；Multiple linear regression